

基于位移和松弛深度的岩体参数概率反分析方法

孙钱程^{1,2}, 李邵军², 赵洪波³, 郑民总², 杨支跃⁴

(1. 三峡大学 三峡库区地质灾害教育部重点实验室, 湖北 宜昌 443002; 2. 中国科学院武汉岩土力学研究所 岩土力学与工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430071; 3. 河南理工大学 土木工程学院, 河南 焦作 454000; 4. 中国三峡建设管理有限公司, 四川 成都 610041)

摘要: 鉴于目前工程中含多目标变量多参数输出的概率反分析方法匮乏, 在改进多输出支持向量机算法(MSVM)的基础上, 建立基于贝叶斯理论(Bayes)的概率反分析方法(B-MSVM方法)。该方法通过改进支持向量机算法形成多个岩体参数与多目标变量之间的映射关系, 以分步开挖引起的典型测点的松弛深度和表层变形监测信息为输入, 以边坡岩体多个力学参数为待反分析输出, 通过选择合适的核函数在改进的支持向量机算法中运算, 获得多次开挖条件下待反分析参数的取值及其不确定性动态表征。应用该方法对白鹤滩水电站坝基边坡的力学参数进行反分析, 得到10个非相关参数的取值及其不确定性分布, 用反分析的参数值计算相应开挖步下边坡典型测点的位移和松弛深度, 并与实测值进行对比, 结果表明该方法的正确性, 并初步讨论本方法在相关参数反分析计算中的应用思路。研究成果为岩土工程参数概率反分析方法的建立提供了思路, 具有重要的理论意义和工程实用价值。

关键词: 岩石力学; 白鹤滩水电站; 岩质边坡; 松弛深度; 支持向量机; 贝叶斯理论; 概率反分析

中图分类号: TU 45

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2019)09 - 1884 - 11

Probabilistic back analysis of rock mechanical parameters based on displacement and relaxation depth

SUN Qiancheng^{1,2}, LI Shaojun², ZHAO Hongbo³, ZHENG Minzong², YANG Zhiyue⁴

(1. Key Laboratory of Geological Hazards on Three Gorges Reservoir Area, Ministry of Education, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 2. State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan, Hubei 430071, China; 3. School of Civil Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China; 4. China Three Gorges Construction Management Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610041, China)

Abstract: A probabilistic back analysis method(B-MSVM method) based on Bayes theory was established on the basis of improved multi-output support vector machine(MSVM) algorithm, which is a supplement method for the probabilistic inverse analysis methods including multi-objective variables and multi-parameter outputs. In the proposed method, the relationships between the multiple rock mass parameters and multi-objective variables were demonstrated by improved support vector machine algorithm. Using the relaxation depth and surface deformation caused by step-by-step excavation of the typical monitoring locations as input data and taking several mechanical parameters of slope rock mass as the outputs for reverse analysis, the values of the back analyzed parameters and

收稿日期: 2019 - 01 - 08; **修回日期:** 2019 - 03 - 08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U1765206, 51621006); 中国科学院武汉岩土力学研究所岩土力学与工程国家重点实验室开放基金(Z018012) Supported by the National Natural Sciences Foundation of China(Grant Nos. U1765206 and 51621006) and the Open Research Fund of State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences(Grant No. Z018012)

作者简介: 孙钱程(1988 -), 女, 2018年于中国科学院武汉岩土力学研究所岩土工程专业获博士学位, 现任讲师, 主要从事岩土工程稳定性及风险评估方面的教学与研究工作。E-mail: qc_sun@ctgu.edu.cn

DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2019.0003

the indeterminate dynamic characterization under multiple excavation conditions can be obtained through selecting the proper kernel function. The parameters of the dam foundation slope of Baihetan hydropower station were analyzed in reverse with this method, and the values and uncertainty distributions of ten uncorrelated parameters were obtained. The corresponding displacements and relaxation depths of the typical monitoring locations were calculated based on the back analysis parameters and compared with the measured values. The application of this method in back analysis for related parameters was also discussed briefly. The study provides an idea for the establishment of probabilistic back analysis method of geotechnical engineering parameters, and has important theoretical significance and engineering practical value.

Key words: rock mechanics; the Baihetan hydropower station; rock slope; relaxation depth; support vector machine(SVM); Bayesian theory; probabilistic back analysis

1 引言

岩土工程开挖、加固以及防护设计的关键问题之一是准确地确定计算参数。由于地质条件和地形地貌等因素的影响,采用现场试验的方法获取岩土体参数的成本高,对于有些工程甚至难以实现。因此,反分析方法逐渐发展成为获取岩体计算参数的主流手段之一,其中基于位移的反分析方法在工程中得到广泛应用。杨志法等^[1]在 20 世纪 90 年代就提出开挖中无论采用什么措施,岩体松动圈都是不可避免地,并且松动圈的存在导致位移测值的增大,对反分析的结果会有较大的影响。因此,为了提高参数反分析的准确性,松动圈的测试信息逐渐在位移反分析计算中体现出来^[2-5]。

岩土体自身的非均质性使其在实际工程中表现出明显的不确定性,并贯穿了工程项目从设计到施工的整个过程,因此,岩土体参数的不确定性也是参数分析中不可忽视的重要部分^[6-7]。而概率反分析方法可以通过对参数进行概率分布的描述来实现参数不确定性的定量表征^[8-9],但是它需要以大量的统计分析为基础,实施起来比传统的确定性反分析技术更有难度^[10]。再者,基于数值模型的分析计算过程受限于计算的速度和精度,为了提高反分析技术的效率,诸如人工神经网络、支持向量机等机器学习算法已成功应用于表达岩体参数与位移之间关系上^[11-12]。对于复杂的、多变量输出的岩土工程问题需要耗费更多的时间在机器运算上,且适应性不是很好,但多变量输出的支持向量机算法(multi-output support vector machine, 简称 MSVM) 的引入,已在岩土工程多参数的反分析中得到了较为成功的应用^[13]。

基于贝叶斯理论的概率分析方法早已在海洋

岩土工程、边坡风险管理、地震模拟以及公路设计等方面的研究中得到了不同程度的应用^[14-19],而在岩石力学的参数反分析中应用较少。本研究将贝叶斯更新技术与基于松动圈-位移监测数据的参数反分析方法结合,基于松动圈和表层位移对边坡 5 种岩性的 10 个参数进行概率反分析,旨在建立一种较为高效的多参数概率反分析方法,既能得到参数及其不确定性分布特征,又能融合已有的信息对开挖之后的力学参数不确定性分布规律做出合理的估计,从而为参数的反分析计算提供新思路。

2 岩体参数概率反分析方法

2.1 多输出支持向量机方法原理

MSVM 方法是基于前人研究的单输出支持向量机(SVM)发展而来的。假设有 N 组观测数据,如果观测输出是一个含有 Q 个待预测变量的向量,且 $y \in R^Q$,则需要解决一个 Q 维回归问题,在这个过程中需要找到对应每一个输出的权向量 \mathbf{W}^j 和 \mathbf{b}^j ($j = 1, 2, \dots, Q$),则最小化问题变成

$$L_p(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^Q \|\mathbf{W}_j\|^2 + C \sum_{i=1}^N L(u_i) \quad (1)$$

其中,

$$u_i = \|\mathbf{e}_i\| = \sqrt{(\mathbf{e}_i^T \mathbf{e}_i)}$$

$$\mathbf{e}_i^T = y_i^T - \varphi(\mathbf{X}_i)^T \mathbf{W} - \mathbf{b}^T$$

$$\mathbf{W} = \{\mathbf{W}^1, \mathbf{W}^2, \mathbf{W}^3, \dots, \mathbf{W}^Q\}$$

$$\mathbf{b} = \{\mathbf{b}^1, \mathbf{b}^2, \mathbf{b}^3, \dots, \mathbf{b}^Q\}$$

式中: $L_p(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ 为与 \mathbf{W} 和 \mathbf{b} 相关的函数; y_i 为第 i 次观测输出; N 为观测数组的数量; $\varphi(\cdot)$ 为数据映射到高维特征空间的非线性转换函数; C 为常数,是控制正则化与减少误差之间权重的参数,表示对超出误差 ε 的样本的惩罚程度; $L(u)$ 为有关 ε 的二

次函数，由下式定义：

$$L(u) = \begin{cases} 0 & (u < \varepsilon) \\ u^2 - 2u\varepsilon + \varepsilon^2 & (u \geq \varepsilon) \end{cases} \quad (2)$$

当 $\varepsilon \neq 0$ 时，可以考虑所有的输出量，以此来构造对每一个个体的回归，并且能够获得更为稳定、可靠的预测。它会对所有的维度产生单个的支持向量集，然后通过迭代调整权值的最小二乘法基于前一次迭代的 W^{k-1} 和 b^{k-1} 来解决优化问题。

对式(1)中的 $L(u)$ 进行泰勒展开及逼近优化，设置合适的边界条件就可以获得 W^k 和 b^k ，进而将 $L_p(W, b)$ 的优化问题就可以转化成搜索 $L_p(W, b)$ 最优解问题^[20]。

2.2 位移 - 松动圈与岩体参数间的支持向量机模型

采用 MSVM 建立岩石力学参数(弹性模量、黏聚力等)与监测位移和松弛深度之间的非线性映射关系时，多输出支持向量机的数学模型 $MSVM(X)$ 定义如下：

$$MSVM(X) : R^N \rightarrow R^Q \quad (3)$$

$$Y = MSVM(X) \quad (4)$$

式中： $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 为由岩土力学参数(如弹性模量、黏聚力等)组成的向量，其中 $x_i (i=1, 2, \dots, N)$ ； $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_Q\}$ 为输出数据的 Q 维向量，如位移和松弛深度等。

考虑不同监测点的力学参数和位移 - 松动圈的关系，典型监测点的预测结果(y_1, y_2, \dots, y_k)与对应点的监测结果($Y_{mon1}, Y_{mon2}, \dots, Y_{monk}$)相等的可能性是参数 θ 的条件概率密度函数^[13]，即

$$L(\theta | y_1 = Y_{mon1}, y_2 = Y_{mon2}, \dots, y_k = Y_{monk}) = N_k [Y_{mon1} / \delta_1(\theta), Y_{mon2} / \delta_2(\theta), \dots, Y_{monk} / \delta_k(\theta)] f(\theta) \quad (5)$$

模型参数的先验分布 $f(\theta)$ 由参数的均值向量 $\mu_\theta = \{\mu_{\theta_1}, \mu_{\theta_2}, \dots, \mu_{\theta_n}\}$ 和协方差 C_θ 给定^[21]：

$$f(\theta) = \frac{1}{(2\pi)^{k/2} \det(C_\theta)^{1/2}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (\theta - \mu_\theta) C_\theta^{-1} (\theta - \mu_\theta)^T \right] \quad (6)$$

式中： C_θ 为参数间的协方差组成，可以由下式表达：

$$[C_\theta] = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12}^2 & \dots & \sigma_{1n}^2 \\ \sigma_{21}^2 & \sigma_{22}^2 & \dots & \sigma_{2n}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1}^2 & \sigma_{n2}^2 & \dots & \sigma_{nn}^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中： $\sigma_{11}^2 = \rho_\theta \mu_{\theta_1} \mu_{\theta_2}$ ，其中 ρ_θ 为不同参数均值间的相关关系，其他因素定义如下：

$$N_k(y) = \frac{e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y}{\mu_d} - 1 \right) C_\theta^{-1} \left(\frac{y}{\mu_d} - 1 \right)^T}}{(2\pi)^{\frac{k}{2}} \sqrt{\det(C_y)}} \quad (8)$$

$$[C_y] = \begin{bmatrix} \mu_{y11}^2 & \mu_{y12}^2 & \dots & \mu_{y1k}^2 \\ \mu_{y21}^2 & \mu_{y22}^2 & \dots & \mu_{y2k}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{yk1}^2 & \mu_{yk2}^2 & \dots & \mu_{ykk}^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中： k 为监测点的数量， y 为预测结果， μ_θ 为岩土体参数向量的均值向量， μ_d 为典型测点的平均变形结果， C_y 为不同测点的观测变形的协方差矩阵，且 $\mu_{y_{k1k2}}^2 = \rho_y \mu_{y_{k1}} \mu_{y_{k2}}$ ， ρ_y 表征预测值与观测值间的相关关系。

采用基于 Microsoft Excel Solver 的优化工具，在获取了后验均值后，后验标准方差可通过下式获得

$$\sigma_\theta = \sqrt{\text{diag}(C_{\theta,d})} \quad (10)$$

$$C_{\theta,d} = (G^T C_y^{-1} G + C_\theta^{-1})^{-1} \quad (11)$$

$$[G] = \frac{\partial^2 MSVM(\theta)}{\partial \theta_j \partial \theta_k} \quad (12)$$

根据 MSVM 算法，MSVM 模型 $MSVM(\theta)$ 的一阶偏导数可由下式计算：

$$\frac{\partial MSVM(\theta)}{\partial \theta_j} = W \frac{\partial K}{\partial \theta_j} \quad (13)$$

式中： θ_j 为 θ 的第 j 部分， K 为 MSVM 的核函数， $\frac{\partial K}{\partial \theta_j}$ 为核函数矩阵的一阶偏导。当核函数已知时，MSVM 模型的一阶偏导数可以很容易地计算出来。

2.3 贝叶斯 - 多输出支持向量机模型的计算步骤

采用 MSVM 模型取代传统的数值分析模型，基于贝叶斯理论融合已有的信息对开挖之后的岩体参数进行预测，获得参数的不确定性分布特征，其主要步骤如下：

第一步：收集工程信息，如地质条件、监测面的分布等，并建立数值模型。

第二步：根据第一步中收集的信息，确定用于识别的训练组参数的取值范围，并采用抽样的方法建立样本。

第三步：利用数值模型计算每个样本在典型测点的变形。

第四步：建立 MSVM 的样本。基于试验或者勘查数据可以初步设计岩土力学参数组合，每个样

本的变形数据由数值方法确定，并用于定义 MSVM 模型的雏形。样本集由采样点及其对应的变形数据组成，MSVM 模型可由求解式(3)获得。

第五步：根据式(5)建立贝叶斯更新模型，进行后续识别参数均值的计算。

第六步：根据式(10)计算参数的后验标准差，获取岩土力学参数及其不确定性。

第七步：引进新的开挖步下监测数据，实现参数及其不确定性分布的实时更新。

3 岩体参数的概率反分析

3.1 工程概况与监测简介

白鹤滩水电站位于金沙江下游四川省宁南县和云南省巧家县境内，是金沙江下游乌东德、白鹤滩、溪洛渡、向家坝 4 个梯级水电站中的第二级混凝土双曲拱坝，如图 1 所示。

白鹤滩厂区属高原深谷地貌，地势北高南低，向东侧倾斜，左岸为大凉山山脉，整体上呈斜坡地形；右岸为药山山脉，主要为陡坡、陡壁地形。坝址区主要分布峨眉山组玄武岩，左岸坝肩主要出露玄武岩中部 $P_2\beta_3$ 及 $P_2\beta_4$ 层，总厚度约 350 m，其中柱状节理玄武岩分布于高程 600~700 m 段。坝区岩层内分布较多的断层、层间错动带、层内错动带以及已发育的裂隙，典型的地层断面如图 2 所示。

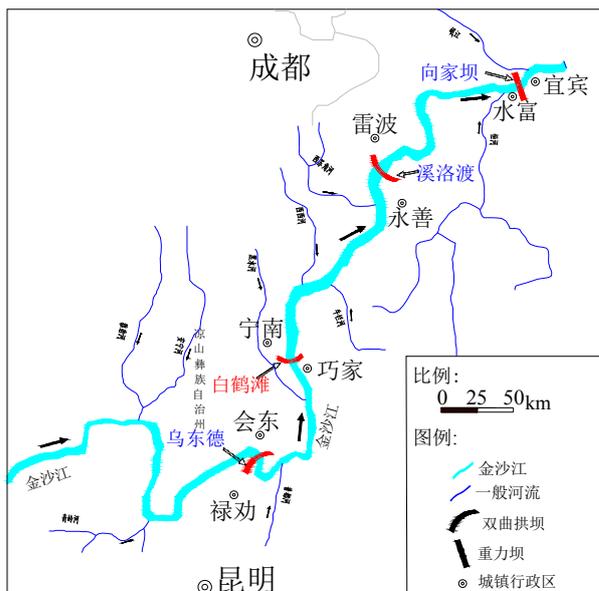


图 1 白鹤滩水电站地理位置

Fig.1 Location of Baihetan Hydropower Station

对左岸坝肩稳定影响较大的有层间错动带 C3, C3 - 1 以及断层 F17、裂隙 f108。坝基边坡高程 665 m 以下为 $P_2\beta_3$ 层第一类柱状节理玄武岩，柱体直径 13~25 cm，柱体内微裂隙发育，易松弛，该层厚度约 55 m，且受柱状节理层内错动带 LS3319, LS3319 - 1 等密集分布的影响，层内错动带产状变化大，错动带起伏，倾角变化也较大。白鹤滩坝区边坡根据岩性以及岩体分布状态共分为 5 类，具体分布位置及主要岩性特征如表 1 所示。

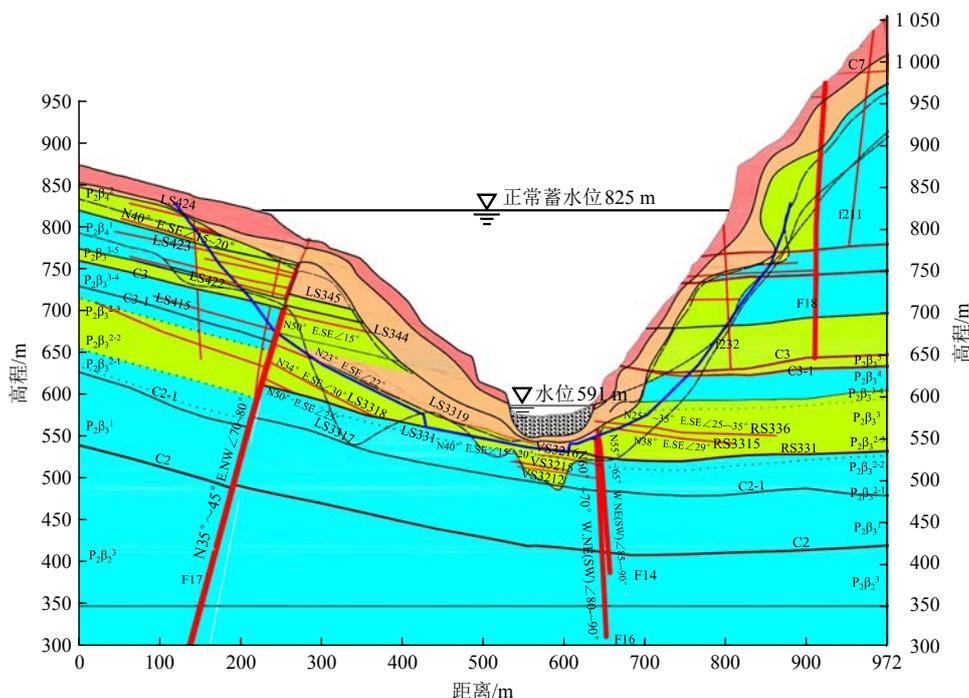


图 2 坝基边坡典型地质断面图

Fig.2 Typical geological profile of the dam foundation slope

表 1 边坡岩体的岩性特征

Table 1 Lithologic features of slope rock mass

类别	岩体基本特征	声波波速 $V/(m \cdot s^{-1})$
I类	斜斑玄武岩、隐晶质玄武岩、杏仁状玄武岩, 岩质坚硬, 微新状态, 无卸荷, 块状结构或次块状结构。属良好的高拱坝坝基, 做适当处理后可直接利用	>4 700
II类	斜斑玄武岩、隐晶质玄武岩、杏仁状玄武岩, 弱风化下段, 无卸荷, 次块状结构或块状结构; 微新状态, 弱卸荷, 次块状或块状结构; 微新状态, 无卸荷, 镶嵌结构, 做适当处理后可满足建坝要求	4 200~4 700
III类	斜斑玄武岩、隐晶质玄武岩、杏仁状玄武岩, 岩质坚硬, 弱风化下段, 弱卸荷, 镶嵌结构或次块状结构	3 500~4 200
IV类	斜斑玄武岩、隐晶质玄武岩、杏仁状玄武岩、角砾熔岩, 岩质较坚硬, 弱风化, 强卸荷, 裂隙面有铁、锰质渲染和次生泥, 块裂结构为主; 弱风化上段, 弱卸荷, 次块状结构。该类岩体不能直接作为高拱坝坝基, 须挖除或做专门性处理	2 400~3 500
V类	强风化的凝灰岩, 规模较大的层间层内错动带、断层破碎带, 碎裂及散体结构岩体, 岩体松弛。该类岩体不能作为高拱坝坝基, 须挖除或做专门性处理	<2 400

坝基边坡上设置了多个监测断面, 采用多点位移计、表面表形计、锚杆应力计等构成了多角度全方位的监测系统(见图 3)。为确切获得边坡开挖时, 边坡柱状节理岩体的卸荷松弛特性, 在 630~660 m 范围的柱状节理试验区通过钻孔测试获取了边坡在典型测点位置的松弛深度。



图 3 左岸边坡监测断面布置图(单位: m)

Fig.3 Layout of monitoring section in left bank slope (unit: m)

3.2 数值计算模型与参数的确定

根据白鹤滩边坡测点的布置与地质剖面的详图, 选取 2-2 为主断面构建了用于数值计算的边坡模型, 如图 4 所示。

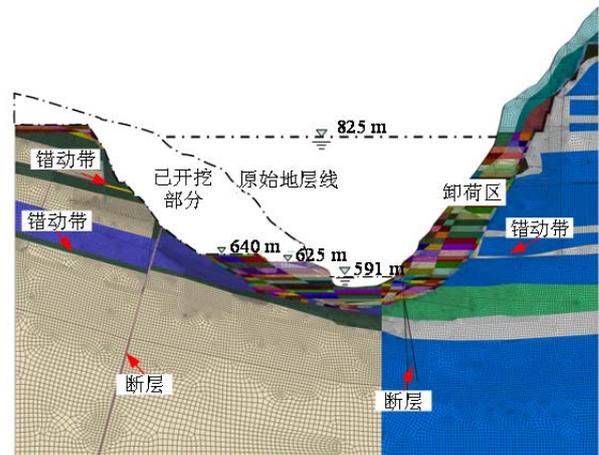


图 4 边坡数值计算模型

Fig.4 Numerical calculation model of slope

为了反演获得较准确的河谷应力, 建立了包含左、右岸区域的数值计算模型, 在重点研究的左岸区域, 相对细化了模型的尺寸和岩体构造。在地质岩性划分和小的错动带结构上, 考虑到计算的效率, 对地质原型进行了一定的概化。分别在模型的两侧及底面施加固定约束, 模型表面为自由边界。建模过程考虑了岩体开挖下切的过程, 每 5 m 一个台阶, 每开挖一次进行一次弹塑性分析, 在前一次变形的基础上进行下一步开挖。根据现场破坏特征分析, 开挖之后岩体以剪切破坏为主, 故在计算时采用岩土力学通用的莫尔-库仑本构模型, 破坏剪应力只取决于最大、最小主应力, 不考虑中间主应力对材料产生的影响^[22]。在反分析过程中, 结合破坏接近度理论^[23], 分析不同开挖步边坡典型测点的松弛深度变化特征, 取 $FAI = 1$ 的位置为岩体在开挖过程中的松弛深度界限。

不同参数对岩体在开挖条件下的变形和破坏的影响不一样, 整体范围内, 岩体的弹性模量对位移的影响较大。而研究表明, 岩石局部在破坏前后其摩擦角值随塑性应变软化的变化较小, 其屈服强度的降低主要取决于黏聚力随塑性应变增大而减小的程度^[24]。故本文的反分析参数确定为 5 种材料的弹性模量和黏聚力, 并将弹性模量与黏聚力的初始参数视为两相互独立的随机变量且符合正态分布, 其他计算参数参照现场试验或者室内试验的结果取为

确定值, 现场测试或者室内试验确定的岩体的主要物理力学参数如表 2 所示。

表 2 现场测试或室内试验确定的主要物理力学参数
Table 2 Main physico-mechanical parameters of rock determined by field and laboratory tests

属性	容重 $\gamma /$ ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	内摩擦角 $\varphi /(^{\circ})$	泊松比	单轴抗压强度/MPa
I 类	28	37.22	0.23	95~110
II 类	27~28	32.70	0.25	70~95
III 类	26	30.33	0.27	55~70
IV 类	25	27.58	0.31	30.55
V 类	22	20.52	0.35	-

计算模型中, 涉及结构面的参数参考华东勘测设计研究院的结果, 具体取值如表 3 所示。

表 3 断层及错动带物理力学参数参考表

Table 3 Physico-mechanical parameters of structural surfaces

结构面	容重 $\gamma /$ ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	内摩擦角 $\varphi /(^{\circ})$	黏聚力/ MPa	泊松比	变形模量/GPa
层间错动带	22.5	19.8	0.026	0.30	0.75
断层	21.8	15.0	0.033	0.20	1.45

表 5 不同参数及测点值组成的训练样本

Table 5 Training samples with different geo-mechanical parameters and calculated values

编号	弹性模量 E/GPa					黏聚力 c/MPa					测点变形及松弛数据计算值				
	I 类	II 类	III 类	IV 类	V 类	I 类	II 类	III 类	IV 类	V 类	J1	J2	J3	C1	C2
1	23.19	16.46	7.87	3.83	1.60	1.26	0.98	0.77	0.67	0.11	4.68	4.27	5.89	1.59	1.45
2	23.18	15.66	7.48	3.94	1.61	1.65	0.64	0.96	0.32	0.16	4.34	8.14	5.99	1.52	1.30
3	23.03	16.26	7.95	3.60	1.52	0.92	1.44	0.73	0.59	0.12	4.61	6.26	2.57	2.21	1.37
4	23.60	15.87	7.81	4.06	1.70	1.40	0.93	0.70	0.65	0.12	4.58	7.36	5.58	2.17	1.05
5	23.36	16.33	7.56	3.92	1.51	1.05	1.14	0.72	0.68	0.08	5.41	6.46	5.38	1.78	1.56
6	23.27	16.66	8.30	3.27	1.48	1.02	1.03	0.62	0.39	0.13	4.46	8.92	5.24	1.80	1.03
7	23.81	16.17	8.26	3.45	1.91	1.00	1.08	0.85	0.39	0.08	5.24	7.98	1.16	1.64	1.13
8	23.06	16.08	8.00	3.51	1.81	0.98	1.01	0.80	0.56	0.12	4.95	6.56	3.89	1.03	1.31
9	23.38	16.66	7.92	3.70	1.60	1.31	0.86	0.88	0.48	0.12	4.65	8.06	5.13	1.70	0.98
10	23.26	16.58	7.46	3.60	1.58	1.47	0.84	0.74	0.40	0.11	4.71	8.49	3.38	1.59	1.10
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
48	23.39	16.31	7.82	3.91	1.57	1.44	1.33	0.80	0.44	0.16	4.17	4.17	4.48	1.52	1.11
49	23.45	15.65	7.75	3.85	1.65	1.36	0.73	1.00	0.42	0.12	3.71	6.72	4.22	1.45	1.62
50	23.43	15.75	7.64	3.59	1.54	1.95	1.53	0.89	0.62	0.13	4.23	6.26	4.51	2.05	0.97

注: 表中表层位移监测点 $J_1 \sim J_3$ 的变形单位为 mm, 松弛深度测点 C1, C2 的变形单位为 m, 下同。

选取了位于不同高程的、不同动态开挖步的典型表层观测点和松弛深度测试点的测试数据, 具体如表 4 所示。

表 4 不同开挖步条件下表层位移监测点的水平位移及对应测点的松弛深度

Table 4 Horizontal displacement increment and relaxation depth at different excavation steps

测点 高程/m	表层位移监测点/mm			松弛深度测试点/m	
	J1	J2	J3	C1	C2
640	1.8	4.9	3.8	1.3	1.1
635	4.5	7.2	4.6	1.5	1.2

3.3 MSVM 模型的建立及验证

首先在建议取值范围内采用取样方法获取 50 组参数, 基于前文的数值模型, 采用 FLAC 软件计算每个样本参数在相应测点位置的变形值和松弛深度, 生成 50 组含有不同岩土力学参数和变形及松弛深度的训练样本, 如表 5 所示。

由这 50 组样本组成了 MSVM 模型的训练样本, 通过试算选取合适的 σ, c 参数, 获取岩体力学参数和测点变形非线性映射关系的 MSVM 模型。

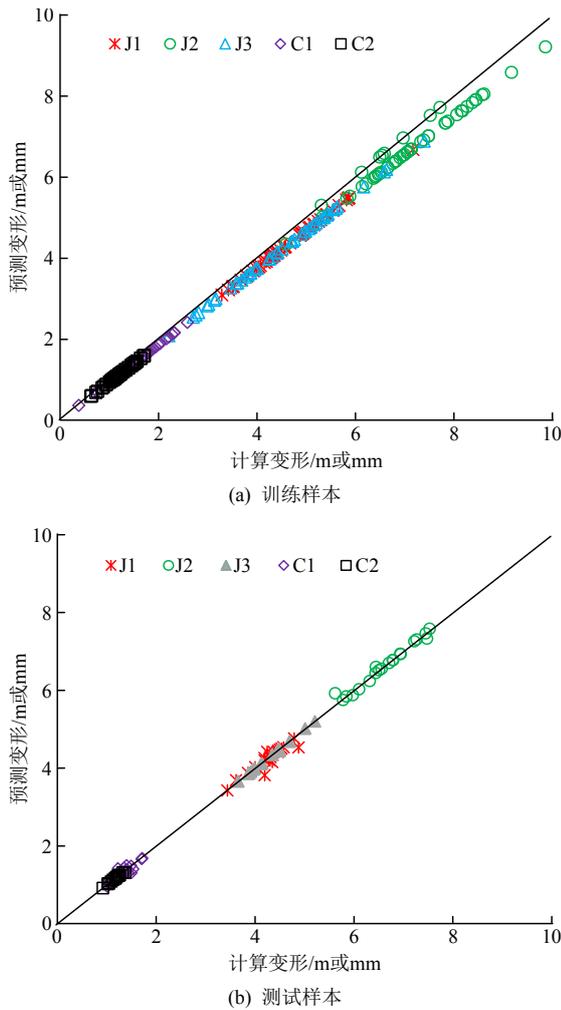


图5 数值模型计算值与MSVM模型计算值对比
Fig.5 Comparison of numerical model and MSVM model

在利用多目标支持向量机算法得到岩土体参数与变形的映射关系之后，用同样的方法重新建立 20 组样本用来测试模型的可靠性，训练样本与测试样本的 FLAC 计算值和 MSVM 预测值的对比如图 5 所示。计算值和 MSVM 预测值的对比结果说明 2 种方法具有很好的一致性，进一步说明 MSVM 模型可在后续的概率反分析中代替数值模型。

3.4 概率反分析的结果

初次试算取一次确定性计算的参数作为参数先验分布的均值，假定初次采用的先验分布标准差均为均值的 0.3，观测不确定性和模型不确定性假定为 0.15，采用上文介绍的贝叶斯方法对后续开挖过程中的参数分布进行更新，程序界面如图 6 所示。

从开挖步序列分析每个参数的变化(见图 7)可以看出，参数随着开挖步的更新也是不断更新的。随着开挖过程的更新，参数分布变窄，说明参数取值集中在某一范围的可能性更大。虽然在初始分布上做出了不同程度的假定，并且由于假定条件致使初始分布与后续更新分布疏离，但这并没有影响后续开挖过程中参数的更新，也进一步说明先验分布参数的假定对后验分布计算的影响不大，并且这种影响随着更新次数的增加是可以忽略的。尤其是对于弹性模量的分布，二次更新之后的分布相对更加集中，从侧面说明确定性反分析方法要获得准确计算参数的难度增大。

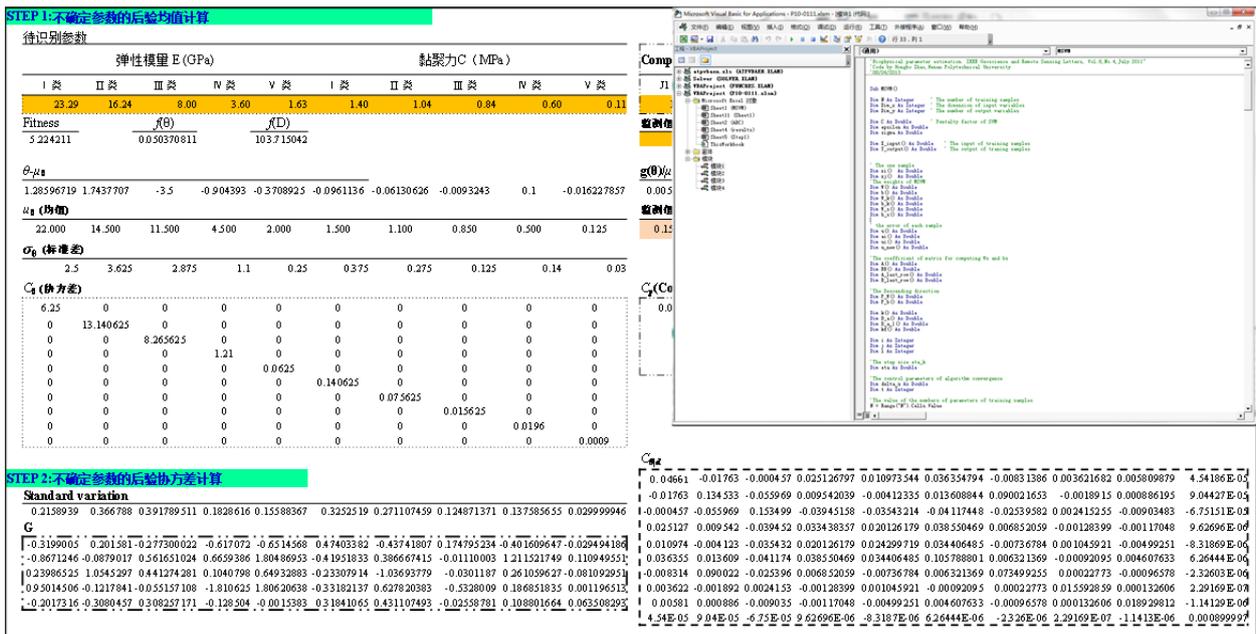
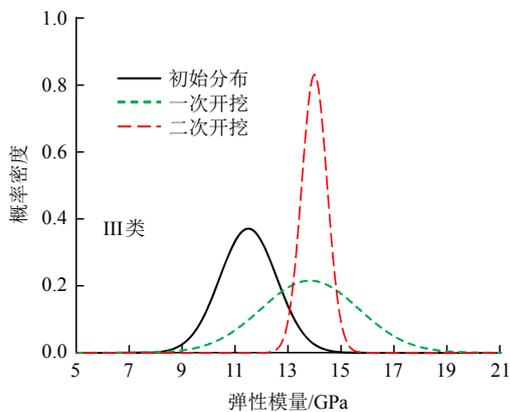
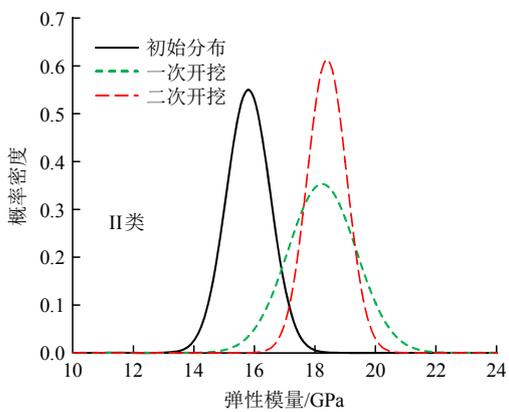
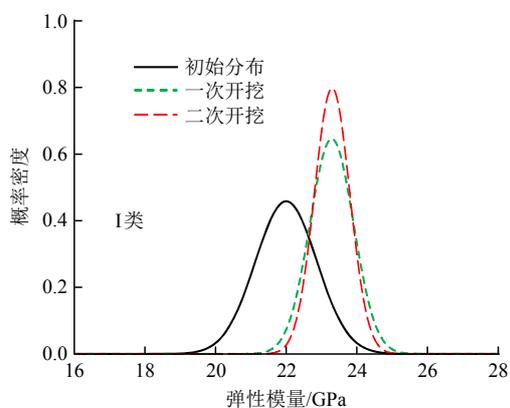
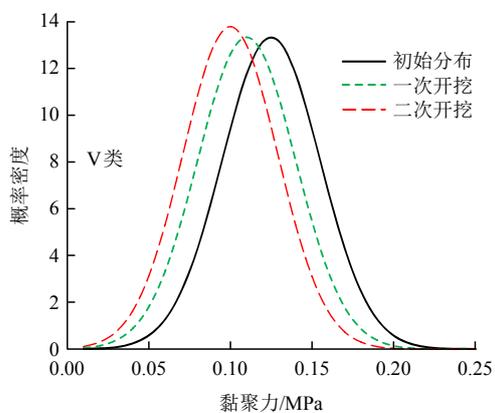
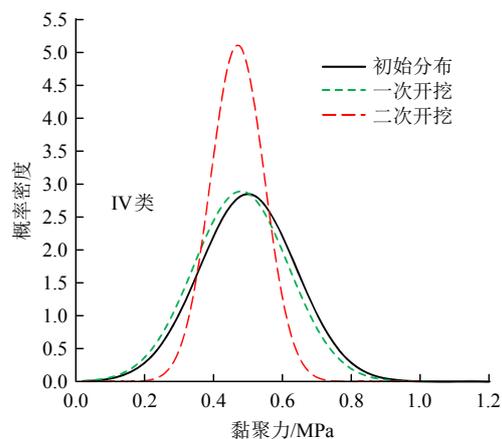
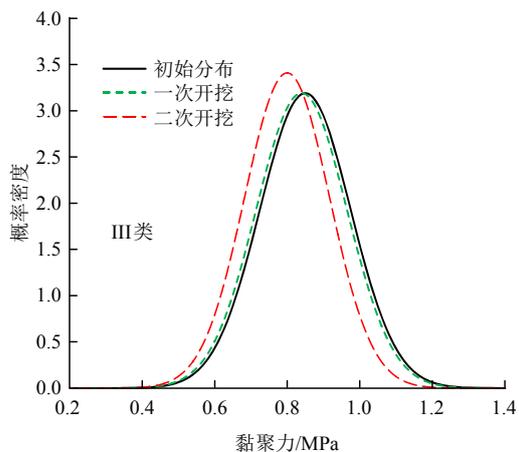
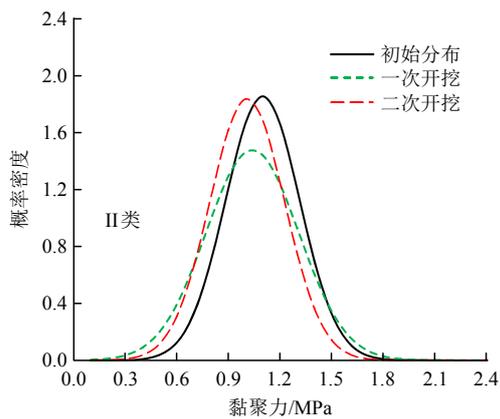
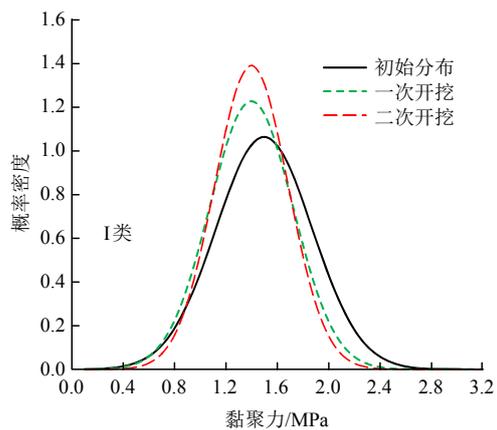


图6 反分析算法的程序实现
Fig.6 Algorithm of back analysis program



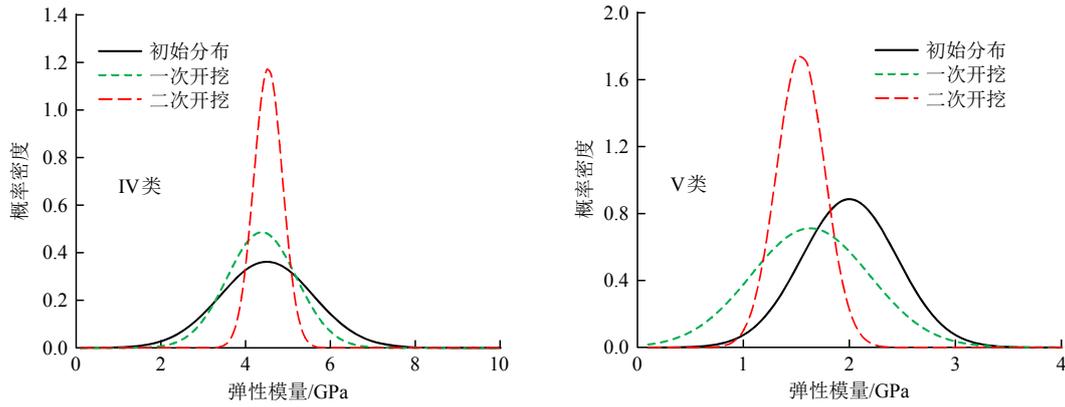


图7 每个参数在更新前、后的分布对比图

Fig.7 Distribution comparison of different rock mass parameters before and after update

从参数的分布空间上看,随着开挖过程的更新,弹性模量分布的重叠部分越来越少,参数的取值范围变得越来越独立,而黏聚力的变化正好相反。从弹性模量分布图(见图8)可以看出,5种材料的弹性模量具有明显的取值区间,大小从强卸荷区(V类)到无卸荷区(I类)逐渐过渡。经过一次开挖更新之后,5种材料的弹性模量分布发生明显的变化,强弱卸荷区(V, IV类)的参数分布向左偏移,范围变小;卸荷强度小的材料参数分布向右偏移,参数取值变大,取值范围也有所变大。经过二次开挖更新之后,5种材料的参数分布在一次开挖更新的基础上更窄,取值范围变小,说明随着更新次数的增加,弹性模量的取值范围更趋于稳定。

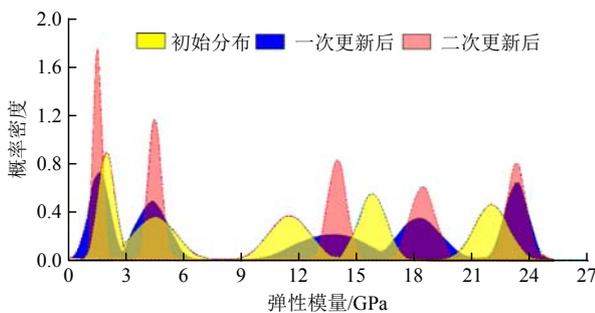


图8 弹性模量的概率分布

Fig.8 Probability distributions of the elastic modulus before and after update

从黏聚力分布图(见图9)可以看出,5种材料的黏聚力取值区间有一定交叉,取值范围跨越相差不大,大小从强卸荷区(V类)到无卸荷区(I类)逐渐过渡。经过一次开挖更新之后,5种材料的黏聚力分布变化不明显。经过二次开挖更新之后,5种材料的黏聚力分布在一次开挖更新的基础上向左偏移,同时参数的标准偏差变小。与弹性模量的分布变化相比,5种材料黏聚力的分布较稳定,随着开挖更新次数的增加,分布变化不剧烈。

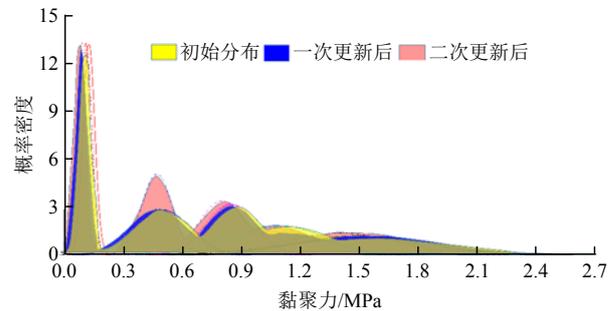


图9 黏聚力的概率分布

Fig.9 Probability distributions of the cohesion force before and after update

将初始参数与经过2次更新之后的参数进行对比(见表6)可以看出,每次开挖之后反分析获得的参数均值都会有一定程度的优化。弹性模量的选择对岩土变形的影响较大,每次开挖之后5种材料的弹

表6 确定性反分析得到的参数与概率反分析得到的最佳参数对比

Table 6 Parameters comparison of deterministic analysis and the probabilistic analysis

过程	弹性模量 E/GPa					黏聚力 c/MPa				
	I类	II类	III类	IV类	V类	I类	II类	III类	IV类	V类
初始参数	22.00	14.50	11.5	4.50	2.00	1.50	1.10	0.85	0.50	0.125
一次更新	23.29	16.24	8.0	3.60	1.63	1.40	1.04	0.84	0.60	0.110
二次更新	22.93	16.11	8.0	4.53	1.54	1.30	1.01	0.70	0.47	0.050

性模量变化较大，说明开挖作用不仅影响强卸荷区岩体的变形，对弱卸荷区的变形能力也有一定程度的影响。相对弹性模量的变化，黏聚力的变化程度较小。

利用反分析得到的参数计算典型测点的变形值，与相应施工阶段的监测值进行对比(见图 10)可以发现，基于概率反分析方法获得的参数计算变形与实测变形相差不大，随着参数更新次数的增加，计算变形与实际监测变形的差距越来越小，说明通过多步变形对参数的持续更新能显著提高反分析参数的准确性。

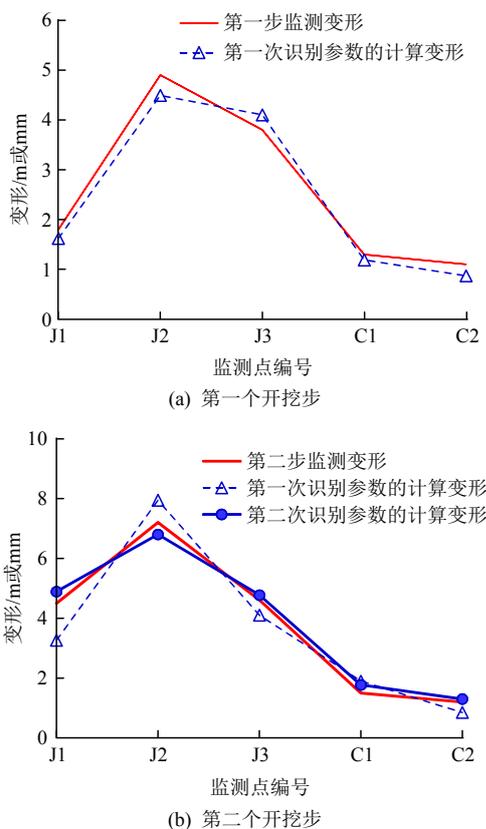


图 10 反分析参数的计算变形与监测变形的对比

Fig.10 Comparison between the calculated deformation and the monitored deformation

4 在相关参数反分析中应用的讨论

本文中选取了弹性模量与黏聚力作为反分析参数进行试算，采用该方法获得了较好结果。目前针对岩体参数相关性的研究表明，参数之间的相关性很大程度上会影响稳定性结果的计算，为了验证本文方法的适用性，以岩体抗剪强度参数黏聚力(c)和内摩擦角(φ)为例进行了初步探讨。

待分析参数的相关性主要在式(6)中参数的协方差组中体现，进行反分析之前，需要收集大量区

域内参数的数据进行相关性分析，在获得相关关系的基础上才能进一步计算。

参数线性相关时，相关系数用 ρ 表示：

$$\rho = \frac{\text{Cov}(X_1, X_2)}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - \bar{x}_1)(x_{2i} - \bar{x}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - \bar{x}_1)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{2i} - \bar{x}_2)^2}} \quad (14)$$

式中：Cov(X₁, X₂) 为变量的协方差；σ₁ 和 σ₂ 为变量的标准差；{(x_{1i}, x_{2i}), i=1, 2, ..., N} 为变量的一组观测数据；x̄₁, x̄₂ 分别为 2 组样本的均值，|ρ|=1 表明两变量完全线性相关，ρ=0 表明两变量之间没有线性关系。

参数非线性相关时，相关系数用 τ 表示：

$$\tau = \frac{\sum_{i < j} \text{sign}[(x_{1i} - x_{1j})(x_{2i} - x_{2j})]}{0.5N(N-1)} \quad (15)$$

式中：i, j=1, 2, ..., N; sign(·) 为符号函数，当 (x_{1i} - x_{1j})(x_{2i} - x_{2j}) > 0 时，sign[(x_{1i} - x_{1j})(x_{2i} - x_{2j})] = 1，否则 sign[(x_{1i} - x_{1j})(x_{2i} - x_{2j})] = -1。|τ| 越接近 1，表示两变量的一致性变化关系越强。

获得参数间的相关系数之后，根据相关系数和参数取值范围可以对待反分析参数取样，此时，待反分析参数的分布形式以及特征参数由样本的分布决定，涉及参数需要重新在反分析程序中体现，本文中反分析方法的思路可以参考，程序不再适用。

5 结 论

通过对岩石力学参数概率反分析方法的研究，将贝叶斯理论与支持向量机、反分析方法融合，创造性地提出了岩体参数概率反分析方法，并将该方法在白鹤滩水电站左岸坝基边坡岩体的非相关参数反分析中进行了应用。本文主要研究工作归纳如下：

(1) 在改进多输出支持向量机算法的基础上，将贝叶斯更新技术与支持向量机算法相结合，创造性地提出了岩体参数概率反分析方法，该方法能够获得多目标输出条件下的多个待反分析参数，既可以提高参数反分析的计算效率，又能获得岩体参数的不确定性分布特征。

(2) 研究工作考虑了岩体参数的相关性影响，将提出的方法成功地应用到了非相关参数的概率反分析中，获得了岩体参数随着施工开挖步的更新分布。通过对比反分析获得最佳参数的计算变形值与

监测变形值,表明提出的方法在非相关参数的应用中是可靠的。而对于相关参数的反分析,由于反分析结果受待分析参数的分布及其相关关系影响,故本方法的实施过程不完全适用。

(3) 概率反分析的结果表明,开挖作用对岩体参数都有不同程度的影响,岩体的弹性模量和黏聚力在经历不同开挖次数之后,参数的分布均发生了明显的变化,计算表明强、弱卸荷区岩体弹性模量受开挖作用的影响较大,而对岩体黏聚力的影响程度较小。但经过多次开挖更新,参数的可信赖取值范围变窄,对应参数的取值概率增加,说明参数的不确定性程度降低,对应最佳概率的参数取值的准确性更好。

参考文献(References):

- [1] 杨志法,熊顺成,王存玉,等.关于位移反分析的某些考虑[J].岩石力学与工程学报,1995,14(1):11-16.(YANG Zhifa, XIONG Shuncheng, WANG Cunyu, et al. Some consideration of the back analysis from displacements[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1995, 14(1): 11 - 16.(in Chinese))
- [2] 陈畅,孙吉主.基于位移反分析法的隧道围岩参数反演研究[J].土工基础,2018,32(5):528-531.(CHEN Chang, SUN Jizhu. Inverse analysis of tunnel surrounding rock parameters based on displacement back analysis method[J]. Soil Engineering and Foundation, 2018, 32(5): 528 - 531.(in Chinese))
- [3] 江权,冯夏庭,苏国韶,等.基于松动圈-位移增量监测信息的高地应力下洞室群岩体力学参数的智能反分析[J].岩石力学与工程学报,2007,26(增1):2654-2662.(JIANG Quan, FENG Xiating, SU Guoshao, et al. Intelligent back analysis of rock mass parameters for large underground caverns under high earth stress based on EDZ and increment displacement[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(Supp.1): 2 654 - 2 662.(in Chinese))
- [4] 倪绍虎,肖明.基于围岩松动圈的地下工程参数场位移反分析[J].岩石力学与工程学报,2009,28(7):1439-1446.(NI Shaohu, XIAO Ming. Displacement back analysis of parameter field in underground engineering based on excavation damaged zone of surrounding rock[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(7): 1 439 - 1 446.(in Chinese))
- [5] 陈秋红,李仲奎,张志增.松动圈分区模型及其在地下工程反馈分析中的应用[J].岩石力学与工程学报,2010,29(增1):3216-3220.(CHEN QiuHong, LI Zhongkui, ZHANG Zhizeng. Loosening zonal model and its application to back analysis of underground engineering[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(Supp.1): 3 216 - 3 220.(in Chinese))
- [6] LI D Q, QI X H, PHOON K K, et al. Effect of spatially variable shear strength parameters with linearly increasing mean trend on reliability of infinite slopes[J]. Structural Safety, 2014, 49: 45 - 55.
- [7] WU X Z. Development of fragility functions for slope instability analysis[J]. Landslides, 2014, 11(6): 165 - 175.
- [8] LI S J, ZHAO H B, RU Z L. Slope reliability analysis by updated support vector machine and Monte Carlo simulation[J]. Natural Hazards, 2013, 65(1): 707 - 722.
- [9] PARK H J, WEST T R, WOO I. Probabilistic analysis of rock slope stability and random properties of discontinuity parameters, Interstate Highway 40, Western North Carolina, USA[J]. Engineering Geology, 2005, 79(3): 230 - 250.
- [10] ZHANG L M, LI X. Micro-porosity structure of coarse granular soils[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2010, 136(10): 1 425 - 1 436.
- [11] ZHAO H B, YIN S D. Geomechanical parameters identification by particle swarm optimization and support vector machine[J]. Applied Mathematical Modelling, 2009, 33(10): 3 997 - 4 012.
- [12] FENG X T, ZHAO H B, LI S J. A new displacement back analysis to identify mechanical geo-material parameters based on hybrid intelligent methodology[J]. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, 2004, 28(11): 1 141 - 1 165.
- [13] LI S J, ZHAO H B, RU Z L, et al. Probabilistic back analysis based on Bayesian and multi-output support vector machine for a high cut rock slope[J]. Engineering Geology, 2016, 203(2016): 178 - 190.
- [14] GILBERT R B, TANG W H. Model uncertainty in offshore geotechnical reliability[C]// Proceedings of the 27th Offshore Technology Conference. Houston: Society of Petroleum Engineers, 1995: 557 - 567.
- [15] CONTRERAS L F, BROWN E T. Slope reliability and back analysis of failure with geotechnical parameters estimated using Bayesian inference[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2018.11.008>.
- [16] CHEN B, ZHAO H, RU Z. et al. Probabilistic back analysis for geotechnical engineering based on Bayesian and support vector machine[J]. Journal of Central South University, 2015, 22(12): 4 778 - 4 786.
- [17] JUANG C H, LUO Z, ATAMTURKTUR S, et al. Bayesian updating of soil parameters for braced excavations using field observations[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2013, 139(3): 395 - 406.
- [18] DILIP D M, BABU G L. Methodology for pavement design reliability and back analysis using Markov chain Monte Carlo simulation [J]. Journal of Transportation Engineering, 2013, 139(1): 65 - 74.
- [19] HU J L, TANG X W, QIU J N. A Bayesian network approach for predicting seismic liquefaction based on interpretive structural modeling[J]. Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards, 2015, 9(3): 200 - 217.
- [20] NOCEDAL J, WRIGHT S J. Numerical optimization[M]. New York: Springer Verlag, 1999: 116.
- [21] TARANTOLA A. Inverse problem theory and methods for model parameter estimation[M]. Peking: Science Press, 2005: 19.
- [22] 朱正国,黄松,朱永全.铁路隧道下穿公路引起的路面沉降规律和控制基准研究[J].岩土力学,2012,33(2):558-563.(ZHU Zhengguo, HUANG Song, ZHU Yongquan. Study of road surface settlement rule and controlled criterion for railway tunnel undercrossing highway[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(2): 558 - 563.(in Chinese))
- [23] 张传庆,周辉,冯夏庭.基于破坏接近度的岩土工程稳定性评价[J].岩土力学,2007,28(5):888-894.(ZHANG Chuanqing, ZHOU Hui, FENG Xiating. Stability assessment of rockmass engineering based on failure approach index[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(5): 888 - 894.(in Chinese))
- [24] 陆银龙,王连国,杨峰,等.软弱岩石峰后应变软化化学特性研究[J].岩石力学与工程学报,2010,29(3):640-648.(LU Yinlong, WANG Lianguo, YANG Feng, et al. Post-peak strain softening mechanical properties of weak rock[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(3): 640 - 648.(in Chinese))